"نشریه علوم زراعی ایران"
جلد بیست و ششم، شماره ۳، پاییز ۱۴۰۳

مقاله پژوهشی

DOR: 20.1001.1.23223243.2021.19.1.29.0

# برآورد سطح زیر کشت گندم (*Triticum aestivum* L.) با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل-۲ (مطالعه موردی: شهرستان شوشتر)

# Estimation of wheat (*Triticum aestivum* L.) growing areas using Sentinel-2 satellite images (Case study: Shushtar county)

فاطمه مدیری[۱]، محمد معظمی[۲] و کامران الماسیه[۳]

## چکیده

**مدیری، ف.، م. معظمی و ک. الماسیه**. برآورد سطح زیر کشت گندم (*Triticum aestivum* L.) با استفاده از تصاویر ماهوارهای سنتینل-۲ (مطالعه موردی: شهرستان شوشتر). **نشریه علوم زراعی ایران. ۲۶ (۳): ۲۷۱ -۲۵۸.**

**داشتن آمار و اطلاعات به‌روز از سطح زیر کشت محصولات کشاورزی یک ضرورت در طراحی الگوی کشت، مدیریت منابع آب و ارزیابی اثرات زیست‌محیطی ناشی از آن است و در این رابطه سنجش از دور یک ابزاری سودمند محسوب می‌شود. در این تحقیق سطح زیر کشت گندم در شهرستان شوشتر استان خوزستان با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل-۲ برآورد شد. به‌منظور شناسایی مزارع گندم، سری زمانی شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده منطبق با فنولوژی گیاه گندم در منطقه، محاسبه شد و مبنای تهیه نمونه‌های تعلیمی قرار گرفت. در ادامه از دو روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال و ماشین‌بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی تصاویر و تفکیک مزارع گندم استفاده شد. نتایج ارزیابی صحت نشان داد که روش ماشین‌بردار پشتیبان با دقت کلی ۹۸/۵ و ضریب کاپای ۹۶/۵ دقت بالاتری نسبت به روش حداکثر احتمال داشته و به‌عنوان مبنای محاسبه مساحت مزارع گندم قرار گرفت. نتایج نشان داد که مساحت اراضی زیر کشت گندم ۴۸۲۳۳ هکتار به‌دست آمد که تفاوت اندکی با برآوردهای موجود داشت. بر اساس نتایج این تحقیق می‌توان اظهار کرد که استفاده از روش سری زمانی شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده در ترکیب با روش طبقه‌بندی ماشین‌بردار پشتیبان، امکان محاسبه سریع و دقیق سطح زیر کشت گندم را فراهم کرده و می‌توان از این روش برای سایر محصولات کشاورزی و برنامه‌ریزی الگوی کشت در منطقه استفاده نمود.**

**واژه‌های کلیدی: حداکثر احتمال، سری‌های زمانی، شاخص NDVI، گندم و ماشین‌بردار پشتیبان**

---

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۴/۱۹ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۷/۰۷

این مقاله مستخرج از پایان‌نامه کارشناسی ارشد نگارنده اول می‌باشد

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، ملاثانی، ایران

۲- استادیار دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، ملاثانی، ایران (مکاتبه کننده، moazami@asnrukh.ac.ir ✉)

۳- دانشیار دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، ملاثانی، ایران

# Estimation of wheat (*Triticum aestivum* L.) growing areas using Sentinel-2 satellite images (Case study: Shushtar county)

**Modiri, F.** [1]**, Moazami, M.**[2] **and Almasieh, K.**[3]

## ABSTRACT

**Modiri, F., Moazami, M., and Almasieh, K. 2025.** Estimation of wheat (*Triticum aestivum* Lgrowing areas using Sentinel-2 satellite images (Case study: Shushtar county). **Iranian Journal of Crop Sciences. 26(1): 258-271. (In Persian).**

**Introduction:** Up-to-date information on growing area is necessary for cropping pattern, and remote sensing is a useful tool in achieve this goal (Hunt *et al.,* 2019). Among various image classification algorithms and vegetation indices for crop type identification, machine learning methods and normalized difference vegetation index (NDVI) have had better results (Mousavi *et al.,* 2020). In addition, attention to plant phenological stages and using multi-temporal images have led to more accurate crop distinction. The aim of this study was estimation of wheat growing areas in Shushtar county in Khuzestan province in Iran.

**Materials and Methods:** Time series of NDVI index was obtained from eight Sentinel-2 satellite images from November to June, which correspond to the wheat growth stages. Then, maximum likelihood and support vector machine algorithms were used to identify wheat fields. To implement the classification methods, training and test samples were needed, which were obtained by matching the NDVI diagram of the wheat crop growth stages and field surveys.

**Results:** Error matrix was used to evaluate the classification results. Based on this, the support vector machine with overall accuracy and Kappa coefficient of 98.5 and 96.5 percent, respectively, had higher accuracy than the maximum likelihood with overall accuracy and Kappa coefficient of 97.8 and 95 percent, respectively. In addition, considering the wheat crop phenological stages using the time series of NDVI in training samples, selection increased the classifications accuracy. Based on the support vector machine results, the total wheat growing areas was estimated to be 48233 hectares, which showed a small deviation from the available surveys.

**Conclusion:** Using the pattern of NDVI time series to obtain training samples showed the efficiency of plant indices in estimation of wheat growing areas according to the crop phenological stages. In addition, the results revealed that the support vector machine classification was more accurate than the maximum likelihood in the study areas, and it was considered as a base method. One reason for the appropriate performance of the support vector machine was appropriate distribution and adeqaute number of training samples based on wheat phenological stages. It can be concluded that the time series of the normalized difference vegetation index in combination with the support vector machine classification provided the possibility of quick and accurate estimation of the wheat growing areas in Shushtar county in Khuzestan in Iran.

**Key words:** Maximum likelihood, NDVI, Support vector machine, Training samples and Wheat

**Received: July, 2024** **Accepted: September, 2024**

1. MSc Graduated student, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Mollasani, Iran
2. Assist Prof, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Mollasani, Iran
(Corresponding author, ✉ moazami@asnrukh.ac.ir)
3. Associate Prof., Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Mollasani, Iran

## مقدمه

گندم یکی از مهم‌ترین محصول استراتژیک در ایران و جهان است و از دیرباز به‌عنوان منبع اصلی تغذیه انسان‌ها مطرح بوده است. داشتن آمار و اطلاعات دقیق از وسعت زمین‌های زیر کشت گندم، برای سیاستگزاران بخش کشاورزی و صنعت به‌منظور برنامه‌ریزی برای تولید، توزیع، ذخیره، واردات یا صادرات این محصول راهبردی ضروری است (Hunt *et al.*, 2019). با توجه به گستردگی زراعت گندم در مناطق مختلف کشور و پراکندگی زمین‌های زیر کشت، نیاز به روش‌هایی است که در کمترین زمان ممکن و با حداقل هزینه و حداکثر دقت بتوان میزان محصول تولیدی در یک سال زراعی را برآورد کرده و اطلاعات آن را در اختیار برنامه‌ریزان قرار داد (Mousavi *et al.*, 2020). سامانه‌های سنجش از دور با توجه به تناوب در اخذ تصاویر یک ناحیه، تصویربرداری در طول موج‌های مختلف در یک زمان و امکان پردازش و تجزیه و تحلیل سریع اطلاعات، به‌طور گسترده در تجزیه داده‌های کشاورزی از جمله شناسایی نوع گیاه زراعی مورد استفاده قرار می‌گیرند (Mousavi *et al.*, 2020).

علی‌پور و همکاران (Alipour *et al.*, 2014) به‌منظور شناسایی اراضی زیر کشت و تهیه نقشه نوع محصول در مزارع آستان قدس رضوی از تصویر لندست و دو روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال و شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. نتایج این تحقیق نشان دهنده صحت نتایج طبقه‌بندی با نقاط واقعی زمینی بوده و حاکی از برتری روش طبقه‌بندی شبکه عصبی بود. نقشه بدست آمده با روش یاد شده تفاوت ۲/۱ درصدی با اطلاعات آماربرداری سطح زیر کشت مزارع داشت. این تفاوت برای روش حداکثر احتمال ۸/۴ درصد بود. رحیم زادگان و پورغلام (Rahimzadegan and Pourgholam, 2017) تحقیق مشابهی را به‌منظور تعیین سطح زیر کشت زعفران با استفاده از تصاویر لندست-۸ در شهرستان تربت حیدریه انجام دادند. نتایج نشان داد که استفاده از شاخص NDVI و روش طبقه‌بندی ماشین‌بردار پشتیبان، بهترین عملکرد را در تفکیک اراضی زیر کشت زعفران داشت. موسوی و همکاران (Mousavi *et al.*, 2020) سطح زیر کشت گندم دیم در شهرستان زنجان را با استفاده از تصاویر سنتینل-۲ و دو روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال و ماشین‌بردار پشتیبان برآورد کردند. نتایج نشان داد که روش ماشین‌بردار پشتیبان با دقت کلی ۰/۸۹ نسبت به روش حداکثر احتمال با دقت کلی ۰/۸۸، برتری داشت. عبیات و همکاران (Abiyat *et al.*, 2022) برای شناسایی نوع گیاه زراعی با استفاده از تصاویر لندست-۸ در شهرستان شوشتر از دو رویکرد استفاده کردند. در رویکرد اول از روش‌های معمول طبقه‌بندی حداکثر احتمال و ماشین‌بردار پشتیبان استفاده شد و در رویکرد دوم سری زمانی شاخص NDVI تهیه شد که در آن مراحل فنولوژیک و حداکثر مقدار تاج‌پوشش هر گیاه، مبنای جداسازی قرار گرفت. مقایسه نتایج به‌دست آمده با آمار سازمان جهاد کشاورزی استان نشان دهنده دقت بالای رویکرد اخیر (با دقت کلی ۹۵ درصد) نسبت به رویکرد اول بود. ژنگ و همکاران (Zheng *et al.*, 2015) در یک پژوهش در ایالت آریزونای آمریکا از سری زمانی شاخص NDVI حاصل از تصاویر لندست با دو رویکرد تصادفی و هوشمند برای انتخاب نمونه‌های تعلیمی استفاده کردند که نتایج نشان دهنده دقت بالای ۸۶ درصد هر دو رویکرد بود و سپس از روش طبقه‌بندی ماشین‌بردار پشتیبان برای شناسایی گیاهان زراعی استفاده شد. والو و همکاران (Vuolo *et al.*, 2018) در یک تحقیق دو ساله از تصاویر چند زمانه سنتینل-۲ بر اساس مراحل فنولوژیک گیاه به‌منظور طبقه‌بندی نوع گیاه زراعی استفاده کردند. نتایج نشان داد که در ابتدای فصل رشد، طبقه‌بندی دقت نسبتا کمی داشته، اما در مرحله حداکثری تاج پوشش، روش طبقه‌بندی جنگل

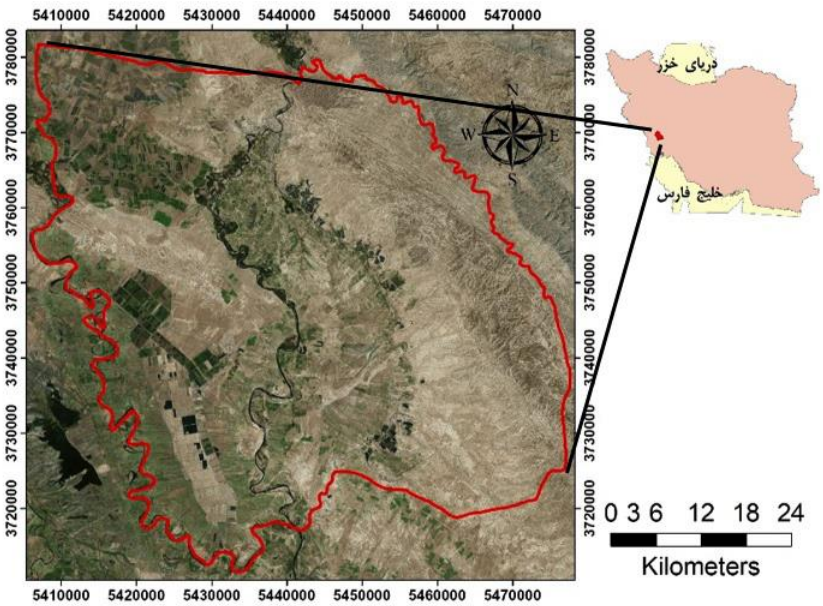
تصادفی قادر به پیش‌بینی قابل قبولی (با دقت کلی ۹۵ درصد) برای نه گونه گیاهی بود. ترن و همکاران (Tran *et al.*, 2022) در دو منطقه در آمریکا که از لحاظ مساحت اراضی و نوع گیاهان زراعی با هم متفاوت بودند، نقشه نوع گیاه زراعی را از باندهای ۱۰ متری سنتینل-۲ تهیه کردند. برای این‌کار، NDVI ماهانه در فصل رشد به‌عنوان ورودی مدل طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که دقت کلی برای منطقه با مزارع وسیع‌تر و تنوع گیاهی کمتر ۹۴ درصد و برای منطقه با مزارع کوچک‌تر و تنوع گیاهی بیشتر ۸۳ درصد بود. اسدی و شمس الدینی (Asadi and Shamsoddini, 2024) از دو نوع تصاویر راداری و نوری ماهواره سنتینل برای تخمین سطح زیر کشت گیاهان مختلف استفاده کردند. آنها از چندین ترکیب باندی و دو روش طبقه‌بندی جنگل تصادفی و ماشین‌بردار پشتیبان برای تفکیک نوع گیاهان استفاده کردند. نتایج نشان داد که استفاده از باندهای لبه قرمز و شاخص‌های گیاهی مبتنی بر آن‌ها در مدل جنگل تصادفی بهترین ترکیب بوده است.

جمع‌بندی پژوهش‌های انجام شده نشان داده است که تا کنون از انواع مختلفی از الگوریتم‌های طبقه‌بندی و شاخص‌های پوشش گیاهی با هدف شناسایی نوع گیاه زراعی استفاده شده است که روش‌های یادگیری ماشین و شاخص پوشش گیاهی NDVI نتایج بهتری داشته و تصاویر سنتینل-۲ نسبت به سایر تصاویر کاربرد بیشتری داشته‌اند. به‌علاوه در نظر گرفتن مراحل فنولوژیک گیاه و استفاده از تصاویر چند زمانه باعث تشخیص دقیق‌تر نوع گیاهان زراعی شده است. در این راستا هدف از تحقیق حاضر تهیه آمار و اطلاعات دقیق و به‌روز از سطح زیر کشت گندم در سطح شهرستان شوشتر در استان خوزستان با استفاده از سری زمانی NDVI تصاویر سنتینل-۲ در ترکیب با دو روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال و ماشین‌بردار پشتیبان بوده است.

## مواد و روش‌ها

شهرستان شوشتر با جمعیت ۱۹۲۰۰۰ نفر (بر اساس سرشماری سال ۱۳۹۵) و مساحت ۲۴۳۳ کیلومترمربع در شمال استان خوزستان بین ۴۸ درجه و ۳۵ دقیقه تا ۴۹ درجه و ۱۲ دقیقه طول شرقی و ۳۱ درجه و ۳۶ دقیقه تا ۳۲ درجه و ۲۶ دقیقه عرض شمالی قرار گرفته است. از لحاظ طبیعی دامنه‌های انتهایی رشته کوه‌های زاگرس و رود دز به‌ترتیب مرز شرقی و مرز غربی شهرستان شوشتر را تشکیل می‌دهند. این شهرستان دارای تابستان‌های گرم و زمستان‌های معتدل مدیترانه‌ای با میانگین بارندگی ۳۲۲ میلی‌متر، میانگین دما ۲۷ درجه سانتی‌گراد و میانگین ارتفاع از سطح دریا ۱۵۰ متر است. وسعت اراضی کشاورزی آبی و دیم در شهرستان شوشتر، به‌عنوان یکی از مهم‌ترین مراکز کشاورزی استان خوزستان، بیش از ۷۵ هزار هکتار است و سالانه ۵۵۰ هزار تن انواع محصولات کشاورزی در این شهرستان تولید می‌شود (Abiyat *et al.*, 2022). موقعیت جغرافیایی شهرستان شوشتر و تصویر ماهواره‌ای آن در شکل ۱ ارائه شده است.

جهت اطلاع از زمان کشت، زمان رسیدن به حداکثر مقدار تاج پوشش گیاهی، زمان رسیدگی و برداشت محصول انواع گیاهان زراعی، تقویم زراعی منطقه از اداره جهاد کشاورزی شهرستان شوشتر اخذ شد. بر این اساس گیاه گندم در یک دوره هفت تا هشت ماهه از اواسط آبان کشت می‌شود، در اسفند به حداکثر مقدار تاج پوشش گیاهی رسیده و تا اواخر اردیبهشت برداشت می‌شود. به دلیل تشابه طیفی بین گیاهان زراعی اصلی منطقه، نمی‌توان از یک تصویر برای تفکیک مزارع گندم منطقه مورد مطالعه استفاده کرد، اما با در نظر گرفتن مراحل فنولوژیک گیاهان مختلف، تفکیک مطلوب‌تر گیاهان امکان‌پذیر خواهد شد. بنابراین تقویم زراعی گندم برای انتخاب محدوده زمانی مناسب جهت تهیه تصاویر مد نظر قرار گرفت و با توجه به هدف تحقیق، هشت تصویر ماهواره سنتینل-۲ مربوط




شکل ۱- موقعیت جغرافیایی و تصویر ماهواره‌ای شهرستان شوشتر

Fig. 1. Geographical location and satellite image of Shushtar county

به سال زراعی ۱۴۰۲-۱۴۰۱ و برای ماه‌های نوامبر ۲۰۲۲ (آبان ۱۴۰۱) تا ژوئن ۲۰۲۳ (خرداد ۱۴۰۲) با پوشش ابر حداکثر پنج درصد، از سایت سازمان زمین‌شناسی آمریکا (earthexplorer.usgs.gov) اخذ شد. در این دوره گیاهان دیگری نیز در منطقه وجود دارند، اما مراحل کاشت، حداکثر پوشش گیاهی و برداشت محصول آنها با گندم تفاوت دارد، بنابراین تصاویر دریافت شده صرفا بر دوره رشد گندم منطبق بودند. ماهواره سنتینل-۲ قابلیت تصویربرداری چند طیفی با استفاده از ۱۳ باند مختلف در محدوده مرئی و مادون قرمز داشته و قدرت تفکیک مکانی ۱۰، ۲۰ و ۶۰ متری را دارا می‌باشد. در این تحقیق از باندهای مرئی و مادون قرمز نزدیک که قدرت تفکیک ۱۰ متری دارند استفاده شد.

اولین اقدام در استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، مرحله پیش‌پردازش است که شامل اجرای تصحیحات هندسی و رادیومتریک می‌باشد. سطح تصحیحات تصاویر اخذ شده نشان دهنده تصحیحات هندسی کامل و تصحیحات رادیومتریک اولیه است. به‌منظور تصحیح رادیومتریک دقیق‌تر و حذف اثرات اتمسفر که به‌دلیل پخش و جذب امواج الکترومغناطیسی به‌وجود می‌آیند، از روش‌های مبتنی بر مدل‌های انتقال انرژی استفاده شد که در آن‌ها با به‌کارگیری مدل‌های تجربی، مسیر حرکت امواج الکترومغناطیسی از آغاز تابش خورشیدی تا زمانی که به سنجنده برسد و کلیه عوامل اثرگذار روی امواج، شبیه‌سازی می‌شود. روش تصحیح اتمسفری مورد استفاده در این تحقیق، روش QUAC (Quick Atmospheric Correction Code) بود که در مقایسه با سایر روش‌های مبتنی بر محاسبات فیزیکی از سرعت و دقت بالایی برخوردار است (Bernstein *et al.*, 2012). ورودی این مدل، لایه بازتاب بالای اتمسفر است که با استفاده از رابطه یک تهیه شد (Mousavi *et al.*, 2020).

(رابطه ۱)

$$x = \begin{cases} 0 & if \ \ DN < 0 \\ 1 & if \ DN > 10000 \\ \frac{DN}{10000} & if \ 0 < DN < 10000 \end{cases}$$

DN: درجه روشنایی هر سلول تصویر، x: ارزش

عددی هر سلول در لایه بازتاب بالای اتمسفر است که بین صفر و یک قرار دارد.

شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI) شناخته شده‌ترین، ساده‌ترین و کاربردی‌ترین شاخص گیاهی است که توسط راس و همکاران (Rouse *et al.*, 1974) ارائه شد. این شاخص به‌خوبی قادر به تفکیک پوشش سبز گیاهی از خاک زمینه بوده و وضعیت سبزینگی یک منطقه در دوره‌های مختلف رشد گیاه را نشان می‌دهد (Sadooghi *et al.*, 2020). در این شاخص نسبت معینی از باندهای مادون قرمز نزدیک و قرمز مورد استفاده قرار می‌گیرد، زیرا این دو باند توسط گیاهان به‌ترتیب بازتاب و جذب می‌شوند. نسبت بالای بین این دو باند نشان دهنده پوشش سالم گیاهی بوده و نسبت پایین بین آنها نشان دهنده وضعیت نامناسب پوشش گیاهی، وقوع تنش و یا بدون پوشش گیاهی بودن منطقه است. شاخص NDVI با استفاده از رابطه دو محاسبه شد.

$$NDVI = \frac{NIR-RED}{NIR+RED} \quad \text{(رابطه ۲)}$$

NIR و RED: به‌ترتیب باند مادون قرمز نزدیک و قرمز تابش الکترومغناطیسی هستند.

مقادیر شاخص NDVI در بازه ۱ و ۱- متغیر است و مقدار کلی آن برای پوشش گیاهی تنک ۰/۰۵ تا ۰/۲، پوشش معمولی و نیمه متراکم ۰/۲ تا ۰/۶، پوشش متراکم ۰/۶ تا ۰/۸ بوده و مقادیر آن برای آب، برف و یخ منفی، برای خاک ۰/۰۱ تا ۰/۰۵ و برای مناطق پوشیده از ابر، تقریبا برابر با صفر است (Schowengerdt, 2007).

طبقه‌بندی ماشین‌بردار پشتیبان یک روش طبقه‌بندی نظارت‌شده غیرپارامتریک است. در این مدل با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی، صفحات مرزی بین طبقه‌های مختلف ایجاد شده و ابر صفحه را به‌ترتیبی به نقاط برازش می‌دهد که بیشترین تفکیک‌پذیری میان دو طبقه ایجاد شود. ابر صفحه‌ای که حداکثر حاشیه را بین دو طبقه ایجاد می‌کند، ابر صفحه بهینه و داده‌های نزدیک‌تر به ابر صفحه، بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند. در این روش به‌منظور جداسازی بهینه مرز طبقه‌ها از معادلات کرنل (هسته) استفاده می‌شود و بسته به پیچیدگی فضای ویژگی، انواع کرنل‌های خطی و کرنل‌های غیرخطی مانند گوسین، چند جمله‌ای، شعاعی و پیچشی قابل تعریف هستند که برای دستیابی به شرایط بهینه، پارامترهای هرکدام باید با سعی و خطا تنظیم شوند (Mountrakis *et al.*, 2011). این طبقه‌بندی با انواع کرنل‌ها اجرا شد که با توجه به ماتریس خطای طبقه‌بندی، کرنل شعاعی عملکرد بهتری نسبت به کرنل‌های دیگر داشت. علاوه بر این، کرنل شعاعی فقط به یک پارامتر از پیش تعریف‌شده نیاز دارد که اجرای آن را در مقایسه با سایر کرنل‌ها ساده‌تر می‌کند. به‌منظور ارزیابی نتایج طبقه‌بندی، از ماتریس خطا استفاده می‌شود. این ماتریس نشان دهنده تطابق هر طبقه طبقه‌بندی‌شده با واقعیت زمینی است. دو پارامتر صحت کلی وضریب کاپا از ماتریس خطا به‌دست می‌آیند. صحت کلی یکی از ساده‌ترین پارامترهای دقت است که میانگینی از دقت طبقه‌بندی را ارائه می‌دهد. دقت کلی از جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطا تقسیم بر تعداد کل سلول‌ها و با استفاده از رابطه سه محاسبه شد.

$$OA = \frac{\sum m_{ii}}{N} \quad \text{(رابطه ۳)}$$

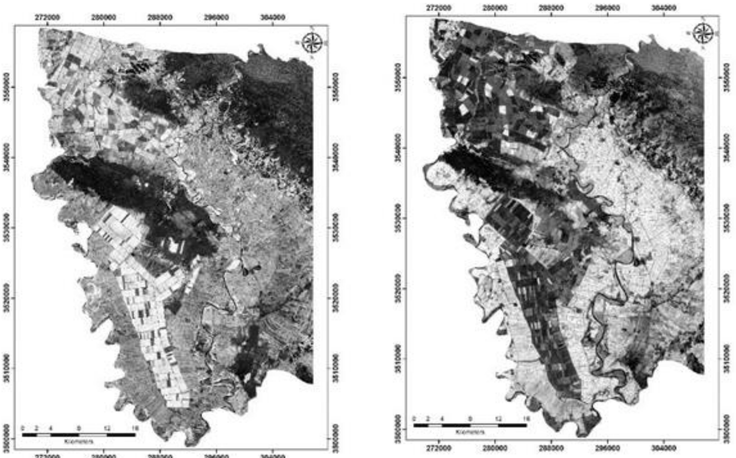
OA: دقت کلی، N: تعداد کل سلول‌ها و $\Sigma m_{ii}$: جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطا (سلول‌هایی که درست طبقه‌بندی شده‌اند) هستند. در صورتی که دقت کلی در نقشه‌های به‌دست‌آمده بیشتر از ۷۰ درصد باشد، دقت آنها قابل اعتماد محسوب می‌شود (Moradi *et al.*, 2016). ضریب کاپا دقت طبقه‌بندی تصویر را نسبت به یک طبقه‌بندی کاملا تصادفی محاسبه می‌کند. دامنه ضریب کاپا صفر تا یک است که عدد یک نشان دهنده توافق صددرصد طبقه‌بندی با واقعیت زمینی است. شاخص کاپا با استفاده از رابطه چهار محاسبه شد.

$$K = \frac{(N * \sum_{i=1}^{n} m_{ii}) - \sum_{i=1}^{n} G_i C_i}{N^2 - \sum_{i=1}^{n} G_i C_i} \quad \text{(رابطه ۴)}$$

K: ضریب کاپا، $m_{ii}$: تعداد نمونه‌هایی که در واقعیت زمینی طبقه i بوده و در مقادیر اختصاص یافته نیز همان طبقه را دارند، $G_i$: تعداد نمونه‌های واقعیت زمینی در طبقه i، $C_i$: تعداد نمونه‌های اختصاص داده شده به طبقه i، n: تعداد طبقه‌ها و N: تعداد کل نمونه‌ها هستند.

## نتایج و بحث

بااستفاده از هشت تصویر انتخاب شده منطبق با دوره رشد گندم، تصحیح اتمسفری با روش QUAC در نرم‌افزار پردازش تصویر ENVI 5.3 اجرا شد. در ادامه شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI) هر یک از تصاویر با استفاده از رابطه ذکر شده، استخراج شد. روشنی تصاویر نشان دهنده سبزینگی بیشتر پوشش گیاهی است و تیرگی تصاویر نشان دهنده مناطق فاقد پوشش است. محاسبه این شاخص بر این اصل استوار است که گیاهان سالم به‌دلیل جذب نور مرئی توسط کلروفیل و سایر رنگدانه‌ها دارای بازتابندگی کم در این محدوده هستند، اما در محدوده مادون قرمز نزدیک، به‌دلیل ساختار سلولی برگ دارای بازتابندگی بالا است (Arekhi and Fathizad, 2015). تصاویر NDVI برای ماه‌های اسفند (حداکثر پوشش گیاهی) و اردیبهشت (رسیدگی و برداشت محصول) در شکل ۲ ارائه شده است.

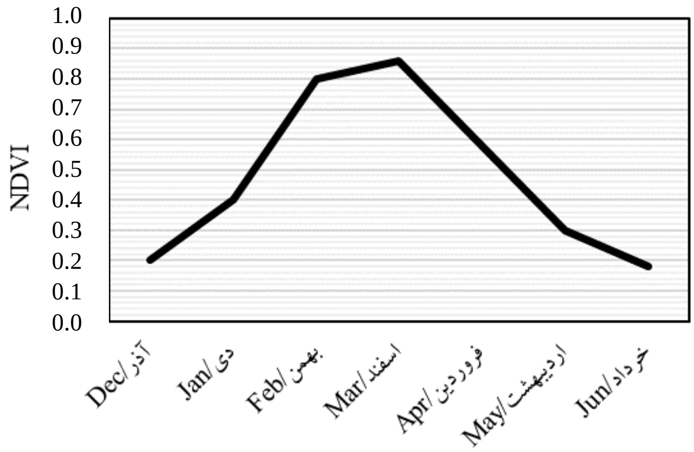


شکل ۲- تصاویر تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده برای ماه‌های اسفند (راست) و اردیبهشت (چپ)

Fig. 2. NDVI for March (right) and May (left)

سری زمانی شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده (شکل ۳) که نشان دهنده دوره فنولوژیک گندم در منطقه است با استفاده از نرم‌افزار اکسل (Microsoft Excel 2013) ایجاد شد. مقدار این شاخص در مزارع گندم در آذر کمتر از ۰/۲ بود که نشان دهنده عدم وجود پوشش گیاهی و منطبق بر زمان کاشت گندم در منطقه است. مقدار این شاخص در ماه اسفند در سرسبزترین مزارع به بیش از ۰/۸۵ رسید که این مقدار مقارن با حداکثر پوشش گیاهی گندم است. بعد از این مرحله مقدار این شاخص به‌دلیل زرد شدن گیاه کاهش یافت و در خرداد دوباره به کمتر از ۰/۲ رسید که مقارن با زمان برداشت محصول گندم بود. این الگو که شاخص مزارع گندم است، در ادامه فرایند طبقه‌بندی در نرم‌افزار ENVI 5.3 مورد استفاده قرارگرفت.

به‌منظور اجرای مدل‌های طبقه‌بندی نظارت شده، نیاز به نمونه‌های تعلیمی و ارزیابی است. به این منظور، مختصات مزارع گندم در برداشت‌های میدانی تعیین شد و سپس با نمودار سری زمانی NDVI تطبیق داده شد تا سلول مورد نظر بعنوان مزرعه گندم تایید شود. با جمع‌بندی داده‌ها، مختصات ۶۸ نقطه محل که پراکنش




شکل ۳- سری زمانی شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI) برای گیاه گندم در شهرستان شوشتر

Fig. 3. NDVI time series for wheat crop in Shushtar County

مناسبی در سطح منطقه داشتند، به‌دست آمد. از این تعداد ۴۸ نقطه برای ایجاد نمونه‌های تعلیمی و ۲۰ نقطه برای ارزیابی صحت مدل‌های طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفتند.

با اجرای دو مدل طبقه‌بندی نظارت شده حداکثر احتمال و ماشین‌بردار پشتیبان در نرم افزار ENVI 5.3، مزارع گندم در منطقه مورد مطالعه تفکیک شدند. پس از پایان هر طبقه‌بندی، نتایج با داده‌های واقعیت زمینی مقایسه شده و معیارهای تعیین صحت، برآورد شد. هدف از ارزیابی دقت، تعیین میزان همخوانی نقشه حاصل از طبقه‌بندی با نقشه واقعیت زمینی است. نتیجه این ارزیابی به صورت جدول ماتریس خطا ارائه شد (جدول‌های ۱ و ۲). در این جدول‌ها نتایج ماتریس خطا، دقت کلی و ضریب کاپای مدل به‌ترتیب برای مدل‌های حداکثر احتمال و ماشین‌بردار پشتیبان نشان داده شده است. دقت کلی، به‌عنوان یک معیار ارزش گذاری در ارزیابی طبقه‌بندی است. با این وجود سلول‌هایی که به خطا به طبقه‌ها اختصاص یافته بودند در محاسبه لحاظ نشدند. ضریب کاپا به‌دلیل این‌که سلول‌های درست طبقه‌بندی نشده را در نظر می‌گیرد، از معیار دقت کلی گویاتر است (Mousavi *et al.*, 2020).

دقت کاربر نشان دهنده میزان طبقه‌بندی صحیح سلول‌های یک طبقه نسبت به سایر طبقات در واقعیت زمینی است و دقت تولیدکننده نشان دهنده میزان طبقه‌بندی صحیح سلول‌های یک طبقه نسبت به همان طبقه در واقعیت زمینی است. مبنای خطای گماشته اشاره به آن طبقه از سلول‌هایی دارد که به اشتباه طبقه‌بندی شده و در واقع به آن طبقه تعلق ندارد و مبنای خطای حذف شده قرار گرفتن سلول‌های یک طبقه در طبقه‌های دیگر است.

بر اساس نتایج بدست آمده مدل ماشین‌بردار پشتیبان با دقت کلی و ضریب کاپای به‌ترتیب ۹۸/۵ و ۹۶/۵ درصد، دقت بالاتری را نسبت به مدل حداکثر احتمال با دقت کلی و ضریب کاپای به‌ترتیب ۹۷/۸ و ۹۵ درصد داشت. به نظر بسیاری از محققان، این روش در تفکیک پدیده‌هایی که رفتار طیفی نزدیک به هم دارند، بسیار موفق بوده و تفکیک مناسبی روی نوع محصول مورد بررسی نشان می‌دهد (Rezaii Moghadam *et al.*, 2015). روش حداکثر احتمال به مدل آمار گوسی وابسته بوده و فرض می‌شود که کلیه نمونه‌های تعلیمی از پراکنش نرمال برخوردار هستند، بنابراین در صورت نرمال نبودن

جدول ۱- ماتریس خطای طبقه‌بندی در روش حداکثر احتمال

Table 1. Matrix of Maximum Likelihood Classification error

| Class | طبقه | گندم Wheat | سایر Others | جمع Sum | دقت کاربر User accuracy | خطای گماشته Commission |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Wheat | گندم | 9224 | 166 | 9390 | 98.2 | 1.8 |
| Others | سایر | 502 | 21879 | 22381 | 97.7 | 2.3 |
| Sum | جمع | 9726 | 22045 | 31771 | | |
| Producer accuracy | دقت تولیدکننده | 94.8 | 99.2 | | | |
| Comission | خطای حذف شده | 5.2 | 0.8 | | | |
| Overall accuracy | دقت کلی | 97.8 | | | | |
| Kappa Coefficient | ضریب کاپا | 95 | | | | |

جدول ۲- ماتریس خطای طبقه‌بندی در روش ماشین‌بردار پشتیبان

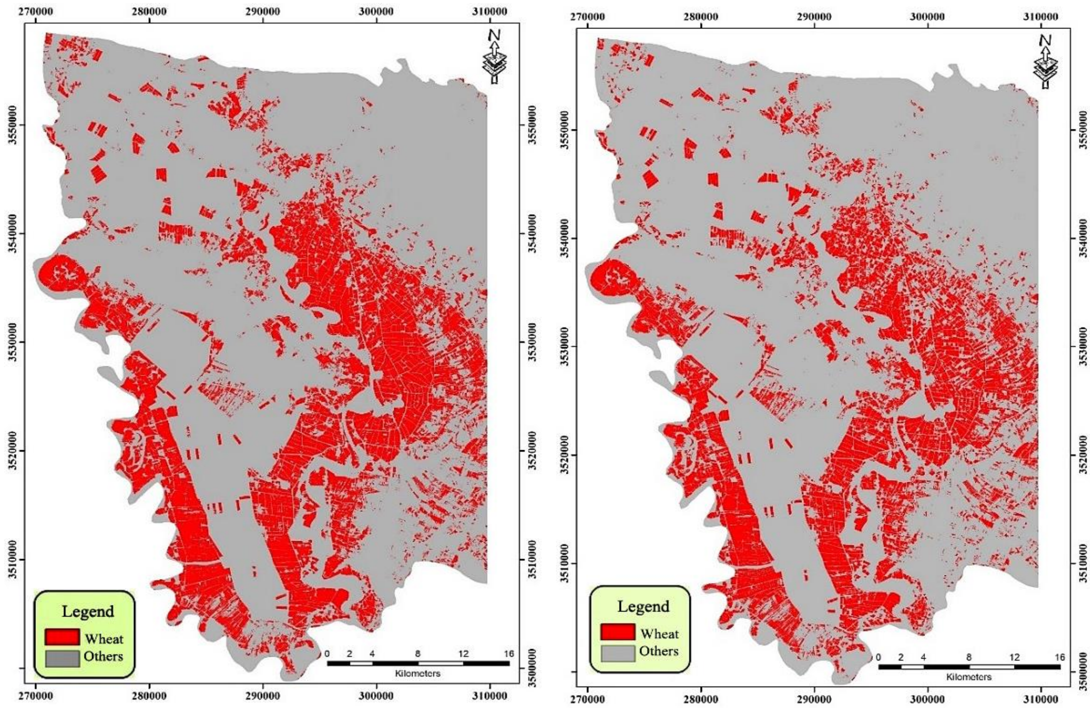
Table 2. Matrix of Support Vector Machine classification error

| Class | طبقه | گندم Wheat | سایر Others | جمع Sum | دقت کاربر User accuracy | خطای گماشته Commission |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Wheat | گندم | 9387 | 94 | 9481 | 99 | 1 |
| Others | سایر | 376 | 22254 | 22630 | 98.3 | 1.7 |
| Sum | جمع | 9763 | 22348 | 32111 | | |
| Producer accuracy | دقت تولیدکننده | 96.1 | 99.5 | | | |
| Comission | خطای حذف شده | 3.9 | 0.5 | | | |
| Overall accuracy | دقت کلی | 98.5 | | | | |
| Kappa Coefficient | ضریب کاپا | 96.5 | | | | |

نمونه‌های تعلیمی، این روش نتایج مطلوبی نخواهد داشت، در حالی که روش ماشین‌بردار پشتیبان جزء روش‌های ناپارامتری بوده و در آن از ویژگی‌های آماری داده‌ها استفاده نمی‌شود. از جمله قابلیت‌های این روش توانایی غلبه بر مشکل توزیع غیرخطی داده‌های آموزشی است. در این حالت با استفاده از توابع کرنل، داده‌ها به فضایی با بعد بزرگ‌تر انتقال می‌یابند که در آن تفکیک‌پذیری بهتر انجام می‌شود (Arekhi and Adibnejad, 2011). نتایج نشان داد که انتخاب نمونه‌های تعلیمی با در نظر گرفتن فنولوژی گندم با استفاده از سری زمانی شاخص NDVI، باعث افزایش دقت طبقه‌بندی و به حداقل رسیدن میزان خطا در تفکیک طبقات شد. در شکل ۴ نقشه طبقه‌بندی زراعت گندم در شهرستان شوشتر بر اساس روش حداکثر احتمال و ماشین‌بردار پشتیبان ارائه شده است.

به‌منظور تعیین مساحت مزارع گندم، نقشه‌های طبقه‌بندی‌شده به نرم‌افزار ArcGIS 10.7 منتقل شدند. پس از تبدیل به فرمت برداری، مساحت مزارع مورد نظر محاسبه شده و با مساحت برآورد شده توسط اداره جهاد کشاورزی مربوط به مجموع مساحت مزارع دیم و آبی شهرستان شوشتر در سال زراعی ۱۴۰۲-۱۴۰۱ که بر اساس آمار برداری‌های میدانی و خود اظهاری کشاورزان بدست آمده بود، مقایسه شد. براساس نتایج طبقه‌بندی، مجموع مساحت اراضی گندم در روش حداکثر احتمال ۴۴۳۵۲ هکتار بوده که در مقایسه با آمار اداره جهاد کشاورزی ۱۴ درصد تفاوت داشت، اما در روش ماشین‌بردار پشتیبان مساحت کل اراضی ۴۸۲۳۳ هکتار برآورد شد که در مقایسه با آمار اداره جهاد کشاورزی هفت درصد تفاوت داشت (جدول ۳).

میزان تفاوت بین مقدار اعلام شده جهاد کشاورزی با نتایج روش ماشین‌بردار پشتیبان که بر اساس معیارهای صحت به‌عنوان دقیق‌ترین روش معرفی شده است می‌تواند ناشی از این موارد باشد؛ ۱- تفاوت در تاریخ




شکل ۴- نقشه پراکنش مزارع گندم در شهرستان شوشتر با روش حداکثر احتمال (راست) و ماشین‌بردار پشتیبان (چپ)

Fig. 4. Map of wheat fields in Shushtar county estimated by Maximum Likelihood Classification (MLC) (right) and Support Vector Machine (SVM) (left)

جدول ۳- مقادیر سطح زیر کشت گندم در روش‌های طبقه‌بندی و برآورد شده توسط اداره جهاد کشاورزی

Table 3- Estimated and observed wheat cultivation area

| | حداکثر احتمال<br>Maximum Likelihood Classification | ماشین‌بردار پشتیبان<br>Support Vector Machine | برآورد شده<br>(اداره جهاد کشاورزی)<br>Observed |
|---|---|---|---|
| مساحت<br>Area (ha) | 44352 | 48233 | 51860 |
| میزان تفاوت<br>Difference (%) | -14 | -7 | |

کاشت و همچنین عدم رعایت مدیریت بهینه اراضی، باعث کمتر یا بیشتر شدن میزان رشد گیاه از مقدار مورد انتظار و باعث تفاوت در مراحل فنولوژیک آن‌ها شده باشد. این قبیل قطعات در مساحت طبقه مربوطه لحاظ نشدند. ۲- مقدار سطح زیر کشت در سالنامه‌های جهاد کشاورزی عمدتا بر اساس خود اظهاری کشاورزان تهیه می‌شود که به‌دلایلی ممکن است بالاتر یا پایین‌تر از سطح زیر کشت واقعی باشد. ۳- در شهرستان شوشتر اندازه زمین‌های کشاورزی کوچک و مساحت بسیاری از آن‌ها کمتر از یک هکتار است و به‌علاوه تنوع محصولات کشاورزی منطقه بسیار زیاد است. ۴- بخشی از مزارع دیم، به‌ویژه در نواحی شرقی و حاشیه ارتفاعات، به‌دلیل پایین بودن تراکم بوته و تشابه با پوشش طبیعی منطقه، احتمالا در طبقه گندم قرار نگرفته‌اند و باعث تفاوت در مساحت اراضی و ایجاد خطا شده باشند. برای محاسبه میزان تولید محصول

گنـدم، متوسـط وزنـی عملکـرد گنـدم دیـم و آبـی بـرای منطقـه کـه بـا توجـه بـه داده‌هـای اراده جهـاد کشاورزی شهرستان حـدود ۳ تـن در هـر هکتـار اعـلام شده است، در سطح زیر کشت به‌دست آمـده از نقشـه طبقه‌بندی شده ماشین‌بردار پشتیبان ضـرب شـد و مقـدار کل تولید محصول گندم در شهرسـتان شوشـتر در سـال زراعی ۱۴۰۲-۱۴۰۱ حدود ۱۴۴۷۰۰ تن به‌دست آمد.

در نتایج گزارش شده توسط سایر محققـان از جملـه موسوی و همکاران (Mousavi *et al.*, 2020) و کلورز و همکـاران (Clevers *et al.*, 2017) نیـز کـارایی ایـن نوع تصاویر مـورد تاکیـد قـرار گرفتـه اسـت. در نتـایج تحقیقـات گذشـته بـا هـدف اسـتخراج نقشـه گیاهـان زراعی، تصاویر تصحیح اتمسفری شده طبقه‌بنـدی شـده اسـت (Vuolo *et al.*, 2018; Navidi *et al.*, 2021). در تحقیق حاضر ابتدا شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمـال شده (NDVI) برای سری زمانی تصـاویر مـورد اسـتفاده تهیه شده و مراحل فنولوژیک گیاه گندم مبنای انتخـاب نمونه‌های تعلیمی قرار گرفـت. مقـادیر ایـن شـاخص در ماه‌های مختلف (شکل ۳) نشان داد که مرحلـه حـداکثر پوشش گیاهی تشخیص‌داده شده با ایـن روش بـا تقـویم زراعی مستخرج از مراجع و پرسش‌های شفاهی مطابقت داشت. این موضوع با نتـایج تحقیـق عبیـات و همکـاران (Abiyat *et al.*, 2022) که قابلیت بـالاتر شـاخص مـورد بررسی را در برآورد سطح زیـر کشـت گیـاه زراعـی را گــزارش کردنــد، مطابقــت دارد. اســتفاده از الگــوی تغییرات NDVI بـه‌منظور تهیـه نمونـه‌های تعلیمـی نشـان دهنده کارایی مناسـب شـاخص‌های گیـاهی در بـرآورد سطح زیـر کشـت گیاهـان زراعـی بـا توجـه بـه مراحـل فنولوژیک آن‌هـا اسـت، ایـن موضـوع بـا نتـایج تحقیـق ژنـگ و همکـاران (Zheng *et al.*, 2015) و ریـاحی و همکاران (Riahi *et al.*, 2019) نیـز مطابقـت دارد. نتـایج تحقیق حاضر نشان داد که روش طبقه‌بنـدی ماشین‌بردار پشتیبان نسبت بـا روش حـدکثر احتمـال، دقـت بـالاتری برای منطقه مورد مطالعه داشت و به‌عنوان روش مبنا مـد نظر قرار گرفت. این موضوع بـا نتـایج تحقیقـات تـرن و همکـاران (Tran *et al.*, 2022) و موسـوی و همکـاران (Mousavi *et al.*, 2020) مطابقـت دارد. یکـی از دلایـل مناسـب بـودن عملکـرد مـدل ماشـین‌بردار پشـتیبان را می‌توان به پراکنش و تعداد مناسب نمونه‌های تعلیمی بـر مبنـای مراحـل فنولوژیـک گیـاه گنـدم نسـبت داد. ایـن موضـوع بـا نتـایج پـژوهش‌هـایی کـه در آن‌هـا روش طبقه‌بنـدی‌کننـده ماشـین‌بردار پشـتیبان، نسـبت بـه سـایر روش‌ها مانند حداکثر تشابه، حداقل فاصله از میـانگین و شبکه عصبی دقت بیشـتری داشـته اسـت، مطابقـت دارد (Chubey *et al.*, 2006; Rahimzadegan and Pourgholam, 2017; Mousavi *et al.*, 2020). بـه‌علاوه در روش ماشــین‌بردار پشــتیبان انتخــاب نــوع کرنــل و تنظـیم پارامترهـای آن کـه معمـولا بـا سـعی و خطـا و بر اساس تجربه به‌دست می‌آیند، اثر قابـل تـوجهی بـر زمان پـردازش و همچنـین صـحت طبقـه‌بنـدی دارد. در تحقیق حاضر اسـتفاده از کرنـل شـعاعی کـارایی بهتـری داشـت کـه ایـن موضـوع بـا نتـایج آرخـی و ادیـب‌نژاد (Arekhi and Adibnejad, 2011) و نجفـی و همکـاران (Najafi *et al.*, 2017) مطابقت دارد.

## نتیجه‌گیری

نتایج این تحقیق نشـان داد کـه تصـاویر مـاهواره ای سنتینل-۲ و الگوریتم تصحیح اتمسفری QUAC قابلیـت بالایی برای تفکیـک مـزارع گنـدم و تعیـین سـطح زیـر کشت آن در منطقه مورد مطالعه داشتند. در ایـن تحقیـق از بین روش‌های متنـوع طبقه‌بنـدی تصـاویر مـاهواره‌ای، دو روش مــورد مقایســه قــرار گرفتنــد کــه روش ماشین‌بردار پشتیبان با توجـه بـه معیارهـای صحت‌سـنجی نتـایج مناسـب‌تری داشـت و ضـمن ارزیابی‌هـای بیشـتر می‌توان از آن برای برنامه‌ریزی الگوی کشت در منطقـه اسـتفاده کـرد. مقایسـه روش ماشـین‌بردار پشـتیبان بـا روش‌هــای پیشــرفته‌تری ماننــد جنگــل تصــادفی در تحقیقات آینده پیشنهاد می‌شود.

## سپاسگزاری

این مقاله مستخرج از پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان است و نگارندگان لازم می‌دانند از حمایت‌های دانشگاه کمال تشکر و قدردانی را داشته باشند.

## منابع مورد استفاده

## References

**Abiyat, M., Amanpour, S., Abiyat, M., and Abiyat, M. 2022.** Estimation of agricultural cultivation area by Landsat 8 satellite images (Case study: Shushtar Province), *Journal of Crops Improvement*, 24(2), pp.465-479. [In Persian]. doi: 10.22059/JCI.2021.322146.2537

**Alipour, F., Aghkhani, M., Abasspour-Fard, M., and Sepehr, A. 2014.** Demarcation and estimation of agricultural lands using ETM+ imagery data (Case study: Astan Ghods Razavi Great Farm). *Journal of Agricultural Machinery,* 4(2), pp.244-254. [In Persian]. doi: 10.22067/jam.v4i2.34827

**Arekhi, S., and Adibnejad, M. 2011.** Efficiency assessment of the Support Vector Machines for land use classification using Landsat ETM+ data (Case study: Ilam Dam Catchment). *Iranian Journal of Rangeland and Desert Research*, 18(3), pp.420-440. [In Persian]. doi: 10.22092/ijrdr.2011.102175

**Arekhi, S., and Fathizad, H. 2015.** Evaluating the efficiency of four artificial neural network methods in preparing land cover/land use map using ETM+ Data. *Geography and Development,* 12(37), pp.133-146. [In Persian]. doi: 10.22111/GDIJ.2015.1824

**Asadi, B., and Shamsoddini, A. 2024.** Crop mapping using a combination of Sentinel-1 and 2 images in Ardabil province. *Iranian Journal of Remote sensing & GIS,* 16(3), pp.25-46. [In Persian]. doi: 10.48308/GISJ.2023.103095

**Bernstein, L.S., Jin, X., Gregor, B., and Adler-Golden, S.M. 2012.** Quick Atmospheric Correction Code: Algorithm Description and Recent Upgrades. *Optical Engineering,* 51(11), 111719. https://doi. 10.1117/1.OE.51.11.111719

**Chubey, M.S., Franklin, S.E., and Wulder, M.A. 2006.** Object-based analysis of Ikonos-2 imagery for extraction of forest inventory parameters. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing,* 72(4), pp.383-394. https://doi. 10.14358/PERS.72.4.383

**Clevers, J.G., Kooistra, L., and Van den Brande, M.M. 2017.** Using Sentinel-2 data for retrieving LAI and leaf and canopy chlorophyll content of a potato crop. *Remote Sensing,* 9(5):405. https://doi. 10.3390/rs9050405

**Hunt, M.L., Blackburn, G.A., Carrasco, L., Redhead, J.W., and Rowland, C.S. 2019.** High resolution wheat yield mapping using Sentinel-2. *Remote Sensing of Environment.* 233, 111410. https://doi. 10.1016/j.rse.2019.111410

**Moradi, A.R., Jafari, M., Arzani, H., and Ebrahimi, M. 2016.** Assessment of land use changes into dry land using satellite images and Geographical Information System (GIS). *RS & GIS Techniques for Natural*

*Resources,* 7(1), pp.89-100. [In Persian]. doi: sanad.iau.ir/Journal/girs/Article/901883

**Mountrakis, G., Im, J., and Ogole, C. 2011.** Support vector machines in remote sensing: A review. ISPRS *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,* 66, pp.247-259. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001

**Mousavi, S.A., Abbaszadeh Tehrani, N., and Janalipour, M. 2020.** Estimation of wheat area cultivation using Sentinel-2 satellite images (Case study: Sojasroud region, Khodabandeh city, Zanjan province), *Journal of Environmental Research and Technology,* 5(7), pp.77-90. [In Persian]. doi: 10.29252/.5.7.77

**Najafi, A., Azizi Ghalati, S., and Mokhtari, M.H. 2017.** Assessment kernel Support Vector Machines in classification of land uses (Case Study: Basin of Cheshmeh Kileh-Chalkrod), *Journal of Watershed Management Research,* 8(15), pp.92-101. [In Persian]. doi: 10.29252/jwmr.8.15.92

**Navidi, M., Chatrenour, M., Jamshidi, M., and Akhyani, A. 2021.** Estimating cultivation area of some selected crops in Bastam Plain by using multi-temporal Sentinel-2 images, *Iranian Journal of Soil Research,* 35(1), pp.41-59. [In Persian]. doi: 10.22092/IJSR.2021.353903.592

**Rahimzadegan, M., and Pourgholam, M. 2017.** Identification of the area under cultivation of saffron using Landsat-8 temporal satellite images (Case study: Torbat Heydarieh). *Journal of RS and GIS for Natural,* 7(4), pp.97-115. [In Persian]. doi: sanad.iau.ir/en/Journal/girs/Article/901982

**Rezaii Moghadam, M.H., Valizadeh, K., Andariani, S., and Almaspour, F. 2015.** Comparison of neural network and support vector machine methods in land use and land cover maps generation using landsat-8 images (case study: Sufichay catchment), *Journal of Geography and Planning,* 19(52), pp.163-183. [In Persian]. doi: geoplanning.tabrizu.ac.ir/article_3698.html?lang=fa

**Riahi, V., Zeaiean Firouzabadi, P., Azizpour, F., and Darouei, P. 2019.** Identification and investigation of the area under cultivation in Lenjanat using Landsat 8 satellite images. *Researches in Geographical Sciences.* 19(52), pp.147-169. [In Persian]. doi: 10.29252/jgs.19.52.147

**Rouse, J.W., Haas, R.H., Shell, J.A., and Deering, D.W. 1974.** Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, Remote Sensing center, Texas A&M University, College Station, Texas. https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19740022614/downloads/19740022614.pdf

**Sadooghi, H., Rajaee, T., and Rouhani, N. 2021.** Identification and investigation of changes in area of Hoseynabade Mishmast village using satellite images. *Journal of Water and Soil Science,* 24(4), pp.239-254. [In Persian]. doi: 10.47176/jwss.24.4.42521

**Schowengerdt, R.A. 2007.** Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing. Academic Press, United States. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-369407-2.X5000-1

**Tran, K.H., Zhang, H.K., McMaine, J.T., Zhang, X., and Luo, D., 2022.** 10 m crop type mapping using Sentinel-2 reflectance and 30 m cropland data layer product, *International Journal of Applied Earth*

*Observation and Geoinformation,* 107, 102692. https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102692

**Vuolo, F., Neuwirth, M., Immitzer, M. Atzberger, C., and Ng, W.T. 2018.** How much does multi-temporal Sentinel-2 data improve crop type classification? *Applied Earth Observation and Geo-information,* 72, pp.122–130. https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.06.007

**Zheng, B.S., Myint, W., Thenkabail, P.S., and Aggarwal, R.M. 2015.** A support vector machine to identify irrigated crop types using time-series Landsat NDVI data, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 34, pp.103-112. https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.07.002